

Kode>Nama Rumpun Ilmu:

458/Teknik Informatika

PENELITIAN DOSEN PEMULA



PENENTUAN KUALITAS KAYU KELAPA BERBASIS CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN ALGORITMA GENETIKA

OLEH:

Ricardus Anggi Pramunendar, S.Kom, M.CS (0613068601)

Catur Supriyanto, S.Kom, M.CS (0621108402)

UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

DESEMBER 2014


HALAMAN PENGESAHAN

Judul Kegiatan	: Penentuan Kualitas Kayu Kelapa Berbasis Citra Digital Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Algoritma Genetika
Peneliti / Pelaksana	
Nama Lengkap	: RICARDUS ANGGI PRAMUNENDAR
NIDN	: 0613068601
Jabatan Fungsional	:
Program Studi	: Teknik Informatika
Nomor HP	: 0811293758
Surel (e-mail)	: ricardus.anggi@research.dinus.ac.id
Anggota Peneliti (1)	
Nama Lengkap	: CATUR SUPRIYANTO
NIDN	: 0621108402
Perguruan Tinggi	: Universitas Dian Nuswantoro
Institusi Mitra (jika ada)	
Nama Institusi Mitra	:
Alamat	:
Penanggung Jawab	:
Tahun Pelaksanaan	: Tahun ke 1 dari rencana 1 tahun
Biaya Tahun Berjalan	: Rp. 14.500.000,00
Biaya Keseluruhan	: Rp. 15.000.000,00


Mengetahui
Dekan Fakultas Ilmu Komputer


Dr. Abdul Syukur, M.M)
NIP/NIK 0686.11.1992.017

Semarang, 27 - 10 - 2014,
Ketua Peneliti,


(RICARDUS ANGGI PRAMUNENDAR)
NIP/NIK0686.11.2011.416

Menyetujui,
Kepala Pusat Penelitian


(Juli Ratnawati, SE, M.Si)
NIP/NIK 0686.11.2000.193

RINGKASAN

Kayu kelapa (*cocos nucifera*) dahulu banyak dipakai untuk bahan konstruksi bangunan. Tingkat kebutuhan dunia industri mebel untuk menentukan kualitas kayu yang baik untuk produk yang bermutu, memerlukan kontrol pada saat proses pemilihan bahan sampai pada akhir proses hingga menjadi suatu produk yang siap pakai. Penentuan tingkat kualitas (grading) secara visual untuk kayu kelapa perlu dibuat secara otomatis, sehingga dapat digunakan untuk penentuan material yang cocok untuk digunakan sebagai bahan furniture maupun konstruksi untuk bangunan dan mengurangi ketergantungan dengan grader manual yang ada. Penelitian ini menghasilkan metode peningkatan yang diusulkan untuk pengenalan citra penentuan kualitas secara visual untuk kayu kelapa ini adalah algoritma Genetika yang berdasarkan pada metode Backpropagation Neural Network dapat memperoleh akurasi sebesar 82.33% untuk melakukan pengenalan Kayu Kelapa.

Kata kunci: *cocos nucifera*, *back propagation neural network*, *genetic algoritma*.

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	II
RINGKASAN	III
DAFTAR ISI	IV
DAFTAR GAMBAR	VI
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 PERUMUSAN MASALAH	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 PENELITIAN TERKAIT	4
2.2 KAYU KELAPA	4
2.3 VISUAL GRADING PADA KAYU KELAPA	5
2.4 PENGOLAHAN CITRA	5
2.5 GRAY-LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)	8
2.6 JARINGAN SYARAF TIRUAN	11
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	12
3.1 PENGUMPULAN DATA	12
3.2 PENGOLAHAN DATA AWAL (DATA PRE PROCESSING)	12
3.3 METODE YANG DIUSULKAN.....	13
3.4 EXPERIMEN DAN PENGUJIAN METODE.....	13
3.5 EVALUASI DAN VALIDASI HASIL	14
3.5.1 <i>Cross Validation</i>	14
3.5.2 <i>Confusion Matrix</i>	14
BAB IV TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN	16
4.1 TUJUAN PENELITIAN	16
4.2 MANFAAT PENELITIAN	16
4.3 ORISINALITAS DAN KONTRIBUSI PENELITIAN	16
BAB V HASIL YANG DICAPAI	17
5.1 TARGET DAN CAPAIAN PENELITIAN	17

5.2	PROSES PENELITIAN.....	18
5.2.1	<i>Proses Awal</i>	18
5.2.2	<i>Proses Ekstraksi Feature</i>	19
5.2.3	<i>Proses Pengenalan Kayu Kelapa</i>	21
5.2.4	<i>Hasil Pembahasan</i>	24
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN		25
6.1	PENCAPAIAN PENELITIAN	25
0DAFTAR PUSTAKA		26
LAMPIRAN 1 REKAPITULASI PENGGUNAAN DANA PENELITIAN SEMENTARA		28
LAMPIRAN 2 HASIL PAPER YANG TELAH DITERIMA.....		31
LAMPIRAN 3 HASIL PAPER YANG KE – 2 (DALAM BAHASA INDONESIA)		33

DAFTAR GAMBAR

GAMBAR 1 FURNITURE	1
GAMBAR 2 PENYEBARAN KERAPATAN SERAT PADA POHON KELAPA	5
GAMBAR 3 PROCESS FEATURE EXTRACTION.....	8
GAMBAR 4 ARAH ANALISA GLCM	11
GAMBAR 5 POTONGAN KAYU SECARA MELINTANG	12
GAMBAR 6 POTONGAN KAYU SECARA MELINTANG	13
GAMBAR 7 PROSES PREPROSESSING.....	18
GAMBAR 8 HASIL PROSES AWAL.....	19
GAMBAR 9 PROSES PREPROSESSING.....	19
GAMBAR 10 BENTUK UKURAN DATA PROSES SELANJUTNYA.....	20
GAMBAR 11 ARSITEKTURE BPNN	21

BAB I PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Dahulu konstruksi bangunan banyak menggunakan bahan dari kayu kelapa (*cocos nucifera*). Corak dekoratif dan kekuatan bahan dari jenis kayu kelapa ini mulai mendapat perhatian sebagai alternatif bahan dalam pembuatan furniture [1] dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 furniture

Kayu kelapa yang baik digunakan untuk mebel adalah kayu kelapa yang berumur lebih dari 50 tahun- Diameter rata-rata sekitar 40 cm ke atas, pemanfaatannya hanya sekitar 8 s.d 10 meter dari pangkal pohon. Serat kayu kelapa berbeda dengan serat kayu konvensional, seratnya putus-utus dan tidak menyatu seperti pada serat kayu pada umumnya- Kerapatan dari serat kayu kelapa mengindikasikan kualitas dari kayu kelapa tersebut, makin rapat seratnya makin berkualitas kayu kelapa tersebut [2] [3]. Sehingga dengan demikian secara visual dapat diketahui penentuan kualitas (grading) dari kayu kelapa tersebut.

Kebutuhan dunia industri mebel untuk menentukan kualitas kayu yang baik untuk produk yang bermutu, memerlukan kontrol pada saat proses pemilihan bahan sampai pada akhir proses hingga menjadi suatu produk yang siap pakai. Pada umumnya proses pemilihan bahan untuk dijadikan bahan baku produk, menggunakan inspeksi manusia (manual) [2]. Hal tersebut tentunya akan sangat bergantung pada keahlian dan pengalaman dari manusia yang melakukan inspeksi tersebut.

Sistem pengolahan citra digital untuk penentuan kualitas (grading) bahan baku dalam hal ini kayu kelapa, merupakan salah satu alternatif pemecahan untuk penentuan kualitas dengan tidak

mengandalkan keahlian dan pengalaman manusia. Otomatisasi grading kayu kelapa inintentunya harus ditentukan dulu variable-variable yang akan digunakan untuk menganalisa tekstur dari citra tersebut. Analisa tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi parameter-parameter yang diasosiasikan dengan ciri dari obyek dalam citra tersebut.

Secara khusus belum ditemukan penelitian-penelitian yang membahas tentang otomatisasi grading kayu kelapa ini. Penelitian ini mengacu pada beberapa penelitian tentang pengenalan species kayu dan cacat kayu. Penelitian yang menyangkut pengenalan species kayu dan deteksi cacat kayu yang dilakukan oleh [4] menggunakan metode neurofuzzy color image segmentation untuk mendeteksi cacat permukaan kayu. Pada penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi yang ditunjukkan adalah 94% dengan 6% masih terjadi kesalahan. Tahun 2010 dilakukan penelitian oleh [5] mengenai system pengenalan kayu menggunakan metode Local Binary Pattern. Dari penelitian ini bisa disimpulkan bahwa metode ini dari segi akurasi lebih bisa dipertanggung jawabkan dari pada metode tradisional yang dilakukan. Pada tahun yang sama, dilakukan penelitian oleh [6] menggunakan metode Multi-scale Edge based on the Dyadic Wavelet Transform untuk mendeteksi cacat pada kayu. Kesimpulan yang didapat adalah metode ini lebih baik dibanding dengan metode tradisional, metode ini sangat cepat dan akurat.

Artificial neural network merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengenali atau mendeteksi species kayu dan cacat kayu. Beberapa penelitian yang menggunakan metode ini antara lain: Klasifikasi image dengan metode wavelet based multi class using neural network; klasifikasi gambar berdasar texture and improved BP neural network; pengenalan digital menggunakan neural network; Desain system pintar pengenalan species kayu menggunakan neural network dan otomasi pengenalan kerusakan kayu menggunakan Artificial Neural Network.

Salah satu metode dalam jaringan syaraf tiruan yang cukup akurat dalam pengenalan citra adalah Algoritma Backpropagation. Algoritma backpropagation adalah algoritma multilayer feed forward neural network yang paling banyak digunakan [7]. Kelebihan algoritma backpropagation adalah rendahnya kompleksitas komputasi sehingga banyak digunakan diberbagai bidang.

Namun kelebihan itu tidak akan bekerja ketika kombinasi yang kompleks dari kriteria kinerja (seperti belajar kecepatan, kekompakan, kemampuan generalisasi, dan ketahanan noise) yang diberikan, sehingga solusi yang lebih efisien otomatis akan dibutuhkan [19].

Menurut [19], Genetik Algoritma efektif dalam mencari seluruh ruang solusi, tanpa menghitung fungsi kebugaran pada setiap titik. Sehingga dapat membantu menghindari bahaya dalam masalah optimasi yaitu terjebak di local maximal atau minimal. Dari kelebihan-kelebihan metode Genetik Algoritma tersebut diatas kemudian diusulkan untuk meningkatkan Backpropagation Neural Network dalam menentukan kualitas kayu kepala secara visual. Mengingat juga peningkatan metode ini belum banyak dipakai untuk pengenalan serat kayu, cacat kayu maupun penentuan spesies kayu.

1.2 PERUMUSAN MASALAH

Dari latar belakang permasalahan yang ada dirumuskan bahwa: penentuan tingkat kualitas (grading) secara visual untuk kayu kelapa perlu dibuat secara otomatis, sehingga dapat digunakan untuk penentuan material yang cocok untuk digunakan sebagai bahan furniture maupun konstruksi untuk bangunan dan mengurangi ketergantungan dengan grader manual yang ada. Metode peningkatan diperlukan untuk mendapatkan keakurasian yang tinggi dalam melakukan pengenalan grader kayu kelapa secara otomatis. Metode yang peningkatan yang diusulkan untuk pengenalan citra penentuan kualitas secara visual untuk kayu kelapa ini adalah algoritma Genetika yang berdasarkan pada metode Backpropagation Neural Network.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

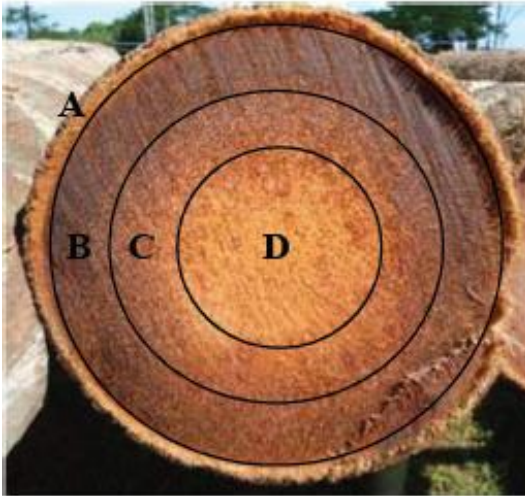
Penelitian secara khusus tentang visual grading pada kayu kelapa belum banyak dilakukan. Penelitian ini mengacu kepada beberapa riset tentang perhitungan luas daerah tidak beraturan:

- 2.1.1 Pada Tahun 2008 Marzuki Khalid; Eileen Lew Yi Lee; Rubiyah Yusof dan Miniappan Nadaraj menawarkan sebuah system pintar untuk mengenali species kayu di Malaysia dengan metode artificial neural network [8].
- 2.1.2 Zhao Dong dalam penelitiannya pada tahun 2009 meneliti tentang otomasi pengenalan citra image untuk menentukan cacat kayu menggunakan metode artificial neural network [9].
- 2.1.3 Saleh Ali K. Al-Omari, Putra Sumari, Sadik A. Al-Taweel dan Anas JA Husain dalam penelitiannya pada tahun 2009 khusus menyoroti pengenalan digital menggunakan jaringan syaraf [10].
- 2.1.4 Penelitian Klasifikasi citra Berdasarkan Tekstur dan Peningkatan Back Propagation (BP) Jaringan Syaraf Tiruan dilakukan oleh Jung-ding Sun, Yuan-yuan Ma, Xiao-yan Wang dan Xin-Chun Wang pada tahun 2010 [11].
- 2.1.5 Penelitian ini menyajikan ciri ekstrasi dan klasifikasi dari gambar multiclass dengan menggunakan haar wavelte transform dan back propagation jaringan syaraf tiruan. Dilakukan oleh Ajay Kumar Singh, Shamik Tiwari dan VP. Shukla pada awal tahun 2012 ini [12].

Dari ke-lima penelitian sejenis tersebut, maka penelitian ini mencoba meningkatkan metode Backpropagation artificial neural network menggunakan algoritma genetika untuk pengenalan dan klasifikasi citra visual pada kayu kelapa.

2.2 Kayu Kelapa

Dilihat dari pola penyebaran kerapatan kayu (Wood Density) dalam batang kelapa pada Gambar 2, menyebabkan hasil penggergajian akan terdiri dari tiga kelas [1] [4], yaitu :



A) Kulit Luar Kayu Kelapa

B) Kerapatan Tinggi (High Density) $> 700 \text{ [kg/m]}^3$;

C) Kerapatan Sedang (Medium Density) $> 500 - 700 \text{ [kg/m]}^3$;

D) Kerapatan Rendah (Low Density) $< 500 \text{ [kg/m]}^3$.

Gambar 2 Penyebaran kerapatan serat pada pohon kelapa

2.3 Visual Grading Pada Kayu Kelapa

Parameter untuk menentukan kualitas kayu kelapa dengan cara visual adalah sebagai berikut:

2.3.1 Kelurusan serat yang menunjukkan bentuk pegas atau busur minimal

2.3.2 Kepadatan menunjukkan kekerasan yang dinilai dari pola serat (luas permukaan serat dengan luas keseluruhan)

Misalnya: homogenitas papan yang memiliki kerapatan yang relatif homogen (perbedaannya: 15% atau kurang dari permukaan) dan butiran lurus variasinya kurang dari 8° , cocok untuk lantai[20]. Tingkat penilaian kualitas kayu kelapa ditentukan oleh pola ikatan serat kayu dibagian akhir papan kayu kelapa, sehingga penting untuk membaca pola ini dengan benar [4]. Kerapatan kayu kelapa berkorelasi dengan pola serat. Pola serat adalah luas permukaan ikatan serat dibandingkan dengan luas permukaan seluruhnya atau ukuran serat dan konsentrasi serat (jumlah serat per satuan luas permukaan). [14] [2].

2.4 Pengolahan Citra

Gambar digital merupakan sebuah presentasi fungsi intensitas cahaya $f(x,y)$ dari setiap titik pada sebuah gambar dengan x dan y menunjukkan koordinat spasial dan nilai dari fungsi menunjukkan kecerahan warna pada setiap titik (x,y) tersebut. Gambar monochrome adalah sebuah presentasi

fungsi intensitas cahaya dua-dimensi $f(x)$, dimana x dan y menunjukkan koordinat spasial dan nilai f pada setiap titik (x,y) adalah kecerahan atau derajat keabuan (gray level) gambar pada titik tersebut.

Setiap gambar digital direpresentasikan dalam bentuk matriks yang berukuran (x,y) dimana x dan y menunjukkan jumlah baris dan kolom matriks tersebut. Setiap elemen matriks tersebut menunjukkan nilai titik. Suatu gambar digital dengan format 8 bit memiliki 256 intensitas warna pada setiap titiknya. Nilai titik tersebut berkisar antara 0 sampai 255, dimana 0 menunjukkan intensitas paling gelap, sedangkan 255 intensitas paling terang.

Sebelum gambar digital digunakan sebagai data, perlu dilakukan normalisasi gambar digital dan proses ekstraksi ciri. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan data input yang baik.

Teknik dalam pengolahan gambar digital

2.4.1 Segmentasi

Merupakan pemisahan objek-objek yang terdapat pada gambar, sehingga memudahkan dalam pengolahan gambar digital pada masing-masing objek

2.4.2 Thresholding

Proses mengubah citra berderajat keabuan menjadi citra biner atau hitam putih sehingga dapat diketahui daerah mana yang termasuk obyek dan background dari citra secara jelas. Metode thresholding secara umum dibagi menjadi dua, yaitu:

2.4.2.1 Thresholding global

Thresholding dilakukan dengan mempartisi histogram dengan menggunakan sebuah threshold (batas ambang) global T , yang berlaku untuk seluruh bagian pada citra.

2.4.2.2 Thresholding adaptif

Thresholding dilakukan dengan membagi citra menggunakan beberapa sub citra. Lalu pada setiap sub citra, segmentasi dilakukan dengan menggunakan threshold yang berbeda.

2.4.3 Morphologi

Teknik pengolahan gambar digital dengan menggunakan bentuk (shape) sebagai pedoman dalam pengolahannya. Nilai dari setiap pixel dalam gambar digital diperoleh dari hasil perbandingan antara pixel yang bersesuaian pada gambar digital dengan pixel tetangganya. Operasi morfologi bergantung pada urutan pixel, tidak memperhatikan nilai dari pixel sehingga teknik morfologi dapat digunakan untuk pengolahan binary image dan grayscale image.

- a) Erosi adalah proses pemindahan atau pengurangan pixel pada batas dari suatu objek.
- b) Dilatasi adalah proses penambahan pixel pada batas dari suatu objek.
- c) Operasi dari erosi dan dilatasi dapat dikombinasikan menjadi bentuk baru yang spesifik.
- d) Operasi kombinasi dari erosi dan dilatasi dikenal sebagai opening filter dan closing filter.
- e) Opening Filter adalah kombinasi proses morfologi dimana gambar digital diproses terlebih dahulu dengan proses erosi dan diteruskan oleh proses dilatasi.
- f) Closing Filter adalah kombinasi proses morfologi dimana gambar digital diproses terlebih dahulu dengan proses dilatasi dan diteruskan oleh proses erosi.

2.4.4 Cropping

Proses pemotongan gambar menjadi beberapa bagian, sehingga memudahkan dalam proses pengolahan.

2.4.5 Conversion color

Informasi warna sangat diperlukan sebagai pendeskripsian sebuah obyek gambar dalam analisis suatu citra tersebut. Proses identifikasi maupun klasifikasi suatu citra dapat dipermudah dengan menyertakan informasi warna.

Citra tersusun dari kombinasi 256 intensitas warna dasar: red, green & blue. Setiap piksel adalah gabungan ke tiga warna tersebut, sehingga masing-masing piksel memiliki tiga komposisi warna dasar seperti terlihat pada gambar di bawah ini Gambar yang didapat dari potongan kayu kelapa perlu dikonversi untuk dilakukan proses selanjutnya.

Konversi warna RGB ke dalam warna YCbCr, warna luminance atau dikenal dengan istilah gray scale, yaitu gambar dengan derajat keabuan yang mempunyai intensitas warna 0 sampai 255, dimana 0 adalah untuk merepresentasikan warna hitam dan 255 adalah warna untuk

merepresentasikan warna putih. Karena mata manusia lebih sensitif pada warna luminance (Y) dari pada warna chrominance (Cb,Cr), sehingga informasi warna chrominance tidak diikuti sertakan pada proses kompresi dan hanya warna Y yang diproses sebagai masukan gambar untuk proses selanjutnya. Warna YCbCr diperoleh dengan mentransformasikan RGB dengan rumus:

$$\begin{aligned} Y &= 0,299 * R + 0,587 * G + 0,114 * B \\ Cb &= -0,1687 * R - 0,3312 * G + 0,5 * B \\ Cr &= 0,5 * R - 0,4183 * G - 0,0816 * B \end{aligned} \dots\dots\dots(1)$$

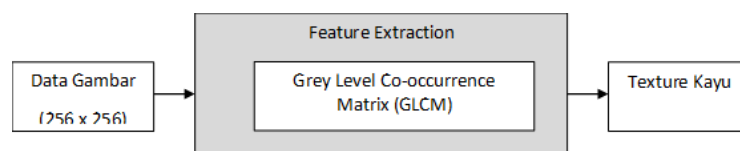
Untuk membentuk kembali warna RGB dari warna YCbCr dapat menggunakan rumus :

$$\begin{aligned} R &= Y + 1,4022 * Cr \\ G &= Y - 0,3456 * Cb - 0,7145 * Cr \\ B &= Y + 1,7710 * Cb \end{aligned} \dots\dots\dots(2)$$

2.5 Gray-level co-occurrence matrix (GLCM)

Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) adalah metode ekstraksi fitur dengan menggunakan analisa statistik dengan menggunakan skala abu-abu. GLCM merupakan metode statistik yang memeriksa tekstur dengan mempertimbangkan hubungan spasial dari piksel pada gambar.

GLCM menghitung seberapa sering pixel dengan tingkat keabuan (intensitas skala abu-abu) nilai i terjadi baik horisontal, vertikal atau diagonal untuk piksel yang berdekatan dengan nilai i. GLCM memberikan informasi fitur pada gambar sebanyak 20 fitur tekstur yaitu Autocorrelation, Contrast, Correlation, Cluster Prominence, Cluster Shade, Dissimilarity, Energy, Entropy, Homogeneity, Maximum probability, Variance, Sum Average, Sum Variance, Sum Entropy, Difference Variance, Difference Entropy, Information of correlation 1, Information of correlation 2, Inverse difference normalized, dan Inverse difference moment normalized.



Gambar 3 Process Feature Extraction

Beberapa proses mendapatkan informasi fitur pada GLCM:

$$\text{a) } \textit{entropy} = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij} \log p_{ij} \quad (3)$$

$$\text{b) } \textit{contrast} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 p_{ij} \quad (4)$$

$$\text{c) } \textit{IDM} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + (i-j)^2} \quad (5)$$

$$\text{d) } \textit{correlation} = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)}{\sqrt{\sigma_x \sigma_y}} p_{ij} \quad (6)$$

$$\text{e) } \textit{ASM} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}^2 \quad (7)$$

$$\text{f) } \textit{clusshade} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 p_{ij} \quad (8)$$

$$\text{g) } \textit{cluspro} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 p_{ij} \quad (9)$$

$$\text{h) } \max \textit{pro} = \max_{i,j} (p_{ij}) \quad (10)$$

$$\text{i) } \textit{dissimilarity} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i-j| p_{ij} \quad (11)$$

$$\text{j) } \textit{autocorr} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (ij) p_{ij} \quad (12)$$

$$\text{k) } \textit{inertia} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 p_{ij} \quad (13)$$

$$\text{l) } \textit{dent} = \sum_{i=0}^{N-1} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (14)$$

$$\text{m) } sent = \sum_{i=0}^{2N-2} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i)) \quad (15)$$

$$\text{n) } savg = \sum_{i=0}^{2N-2} ip_{x+y}(i) \quad (16)$$

$$\text{o) } s\text{ var} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - \mu)^2 p_{ij} \quad (17)$$

$$\text{p) } INV = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + (i - j)} \quad (18)$$

$$\text{q) } IDN = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|^2 / N^2} \quad (19)$$

$$\text{r) } IDMN = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{p_{ij}}{1 + (i - j)^2 / N^2} \quad (20)$$

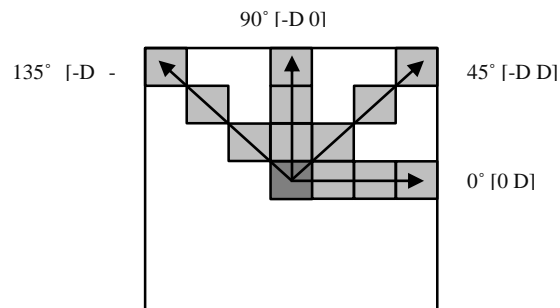
$$\text{s) } \inf 1 = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)} \quad (21)$$

$$\text{t) } \inf 2 = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (22)$$

$$\text{u) } d\text{ var} = \text{varianceOf}(p_{x-y}) \quad (23)$$

Arah analisa GLCM

- a) Horizontal (0°)
- b) Vertical (90°)
- c) Diagonal (45°, 135°)



2.6 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan representasi buatan otak manusia yang mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah tiruan di sini karena implementasinya menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. [19]

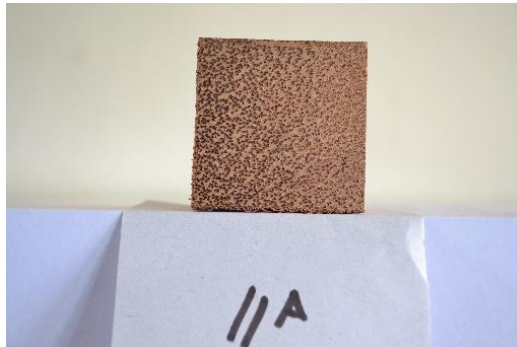
Ada beberapa type jaringan syaraf, namun demikian hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron, dan ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju ke neuron-neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini dikenal dengan nama bobot. Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut. Informasi (disebut dengan input) akan dikirim ke neuron dengan bobot kedatangan tertentu. Input ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang datang. Hasil penjumlahan ini kemudian akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang (threshold) tertentu melalui fungsi aktivasi setiap neuron. Apabila input tersebut melewati suatu nilai ambang tertentu, maka neuron tersebut akan diaktifkan, tetapi kalau tidak, maka neuron tersebut tidak akan diaktifkan. Apabila neuron tersebut diaktifkan maka neuron tersebut akan mengirimkan output melalui bobot-bobot outputnya ke semua neuron yang berhubungan dengannya, demikian seterusnya [19].

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan adalah metode penelitian eksperimen. Tahapan dari metode penelitian tersebut adalah:

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data berupa gambar-gambar potongan melintang kayu kelapa sehingga nampak titik-titik vascular bundle pada kayu tersebut (gambar 1). Pengambilan gambar kayu dilakukan dengan bantuan kamera canon 550D dengan jarak kamera terhadap objek sepanjang 1 meter di depan kamera. Kayu kelapa yang digunakan diambil di Pusat Pengembangan dan Pelatihan Industri Kayu Jl.Imam Bonjol 96 Semarang 50139, Indonesia.



Gambar 5 Potongan kayu secara melintang

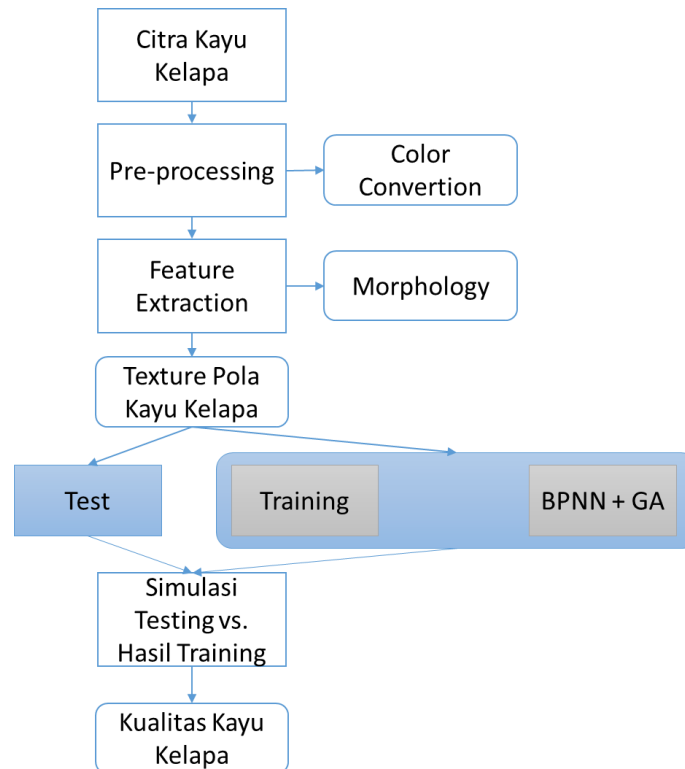
3.2 Pengolahan Data awal (Data pre processing)

Data awal berupa gambar digital potongan kayu kelapa secara melintang dimasukkan dalam database kualitas kayu kelapa secara visual. Untuk mendapatkan kualitas gambar yang baik maka gambar-gambar tersebut diolah melalui image processing. Database dari gambar potongan kayu kepala tersebut kemudian dilatih untuk penentuan kualitas kayu kelapa berdasar kerapatan dari noda-noda yang terdapat pada gambar tersebut. Setelah proses pelatihan dari data tersebut

kemudian dilakukan pengujian terhadap visual potongan kayu kelapa untuk ditentukan kualitasnya.

3.3 Metode yang diusulkan

Metode yang diusulkan dalam penelitian ini (gambar 6).



Gambar 6 Potongan kayu secara melintang

Pada penelitian ini mengusulkan metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dengan di optimasi menggunakan Genetik Algorithm.

3.4 Experimen dan Pengujian Metode

Eksperimen dan pengujian metode akan diawali dengan tahapan pre-prosesing dari gambar kayu kelapa, dengan menerapkan konversi warna dan beberapa metode morphology untuk mendapatkan pola dari kayu kelapa. Hasil pola kayu kelapa tersebut kemudian dibagi menjadi 2

bagian training dan testing untuk proses pengklasifikasian yang menggunakan metode BPNN dengan di tingkatkan kinerjanya menggunakan Genetik Algoritma.

3.5 Evaluasi dan Validasi Hasil

Evaluasi adalah kunci untuk membuat kemajuan nyata dalam data mining [21]. Akurasi klasifikasi menunjukkan seberapa baik classifier mengidentifikasi objek [22]. Untuk menentukan klasifikasi yang digunakan pada suatu masalah diperlukan cara sistematis untuk mengevaluasi bagaimana metode yang bekerja dan membandingkannya dengan yang lain.

Evaluasi klasifikasi didasarkan pada pengujian pada obyek benar dan salah [22]. Validasi data digunakan untuk menentukan jenis terbaik dari skema belajar yang digunakan, berdasarkan data pelatihan untuk melatih skema pembelajaran untuk memaksimalkan penggunaan data [21]. Untuk evaluasi dan validasi digunakan beberapa metode, seperti berikut:

3.5.1 Cross Validation

Merupakan salah satu cara menemukan parameter terbaik dari satu model dengan cara menguji besarnya error rate pada data test. Setiap kelas pada data set harus diwakili dalam proporsi yang tepat antara data training dan data testing. Data dibagi secara acak pada masing-masing kelas dengan perbandingan yang sama. Untuk mengurangi bias yang disebabkan oleh sampel tertentu, seluruh proses training dan testing diulangi beberapa kali dengan sampel yang berbeda. Tingkat kesalahan pada iterasi yang berbeda akan dihitung rata-ratanya untuk menghasilkan error rate secara keseluruhan. Model yang memberikan rata-rata error terkecil adalah model yang terbaik.

3.5.2 Confusion Matrix

Evaluasi model klasifikasi didasarkan pada pengujian untuk memperkirakan obyek yang benar dan salah [22], urutan pengujian ditabulasikan dalam confusion matrix dimana kelas yang diprediksi ditampilkan dibagian atas matriks dan kelas yang diamati disisi kiri. Setiap sel berisi angka yang menunjukkan berapa banyak kasus yang sebenarnya dari kelas yang diamati untuk diprediksi.

True positives merupakan tupel positif di data set yang diklasifikasikan positif. True negatives merupakan tupel negatif di data set yang diklasifikasikan negatif. False positives adalah tupel positif di data set yang diklasifikasikan negatif sedangkan false negatives merupakan jumlah tupel

negatif yang diklasifikasikan positif. Hasil klasifikasi dapat dihitung tingkat akurasinya berdasarkan kinerja matriks. Untuk menghitung tingkat akurasi pada matriks digunakan:

$$\text{Accuracy} = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$$

Sensitivitas dan spesifisitas tidak memberikan informasi untuk nilai diagnosa yang benar. Maka perlu adanya PPV (positive predictive value) atau precision positive dimana proporsi kasus dengan hasil tes “positif” atau $PPV = TP/(TP+FP)$ dan dan membutuhkan NPV (negative predictive value) atau precision negative dengan proporsi kasus dengan hasil tes “negatif” atau $NPV = TN/(TN+FN)$. Sedangkan untuk mengetahui tingkat kesalahan, digunakan Type Error dengan $FN/(positif+negatif)$ dan dimana nilai positif= $TP+FN$ serta negatif= $FP+TN$.

BAB IV TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN

4.1 TUJUAN PENELITIAN

Pada penelitian ini memiliki tujuan untuk menentukan tingkat kualitas (grading) secara visual untuk kayu kelapa secara otomatis dapat ditingkatkan keakurasiannya dengan menggunakan algoritma peningkatan genetic algoritma yang diterapkan dengan algoritma jaringan saraf tiruan backpropagation untuk penentuan material yang cocok sehingga dapat mengurangi ketergantungan dengan grader manual yang ada. Sehingga diharapkan tidak terlalu membebani grader dalam melakukan pengklasifikasian kayu tersebut.

4.2 MANFAAT PENELITIAN

Pada penelitian ini memiliki manfaat yaitu menghasilkan tingkat kualitas (grading) secara visual untuk kayu kelapa, dan dapat secara otomatis meningkatkan keakurasian dengan menggunakan algoritma peningkatan genetic algoritma yang telah diterapkan pada algoritma jaringan saraf tiruan backpropagation untuk penentuan material yang cocok sehingga dapat mengurangi ketergantungan dengan grader manual yang ada. Sehingga diharapkan tidak terlalu membebani grader dalam melakukan pengklasifikasian kayu tersebut.

4.3 ORISINALITAS DAN KONTRIBUSI PENELITIAN

Penelitian ini diharapkan bisa mengukur tingkat akurasi pemanfaatan peningkatan algoritma backpropagation untuk visual grading pada kayu kelapa menggunakan algoritma genetika. Sebagai acuan untuk penelitian selanjutnya yang terkait pada visual grading kayu pada umumnya dan lebih khusus pada kayu kelapa. Untuk dunia industri mebel dan interior penelitian ini diharapkan mampu memberi kontribusi bagi otomatisasi visual grading khususnya untuk kayu kelapa di Indonesia.

BAB V HASIL YANG DICAPAI

5.1 TARGET DAN CAPAIAN PENELITIAN

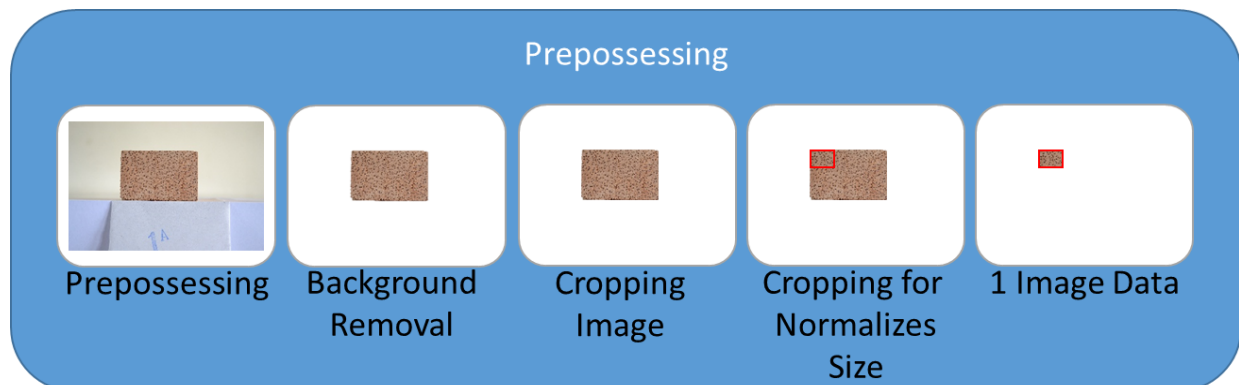
No	Jenis Kegiatan	Output	Realisasi	
			Capaian	Keterangan
1.	Pengumpulan data			
	Melakukan review terhadap data yang dapat dipakai dalam penelitian	Tempat Pengambilan data	100%	-
	Melakukan review terhadap jurnal yang dapat dipakai dalam penelitian	Data Jurnal	100%	
	Melakukan review terhadap grader yang memberi grade pada data yang dapat dipakai dalam penelitian	Data Grade	100%	
2.	Pengolahan Data Awal			
	Melakukan proses pemilihan pada Data yang dipakai dalam percobaan	Data terproses	100%	-
	Melakukan proses normalisasi data yang dipakai dalam percobaan		100%	
	Melakukan Ekstraksi data menggunakan metode GLCM yang akan digunakan untuk percobaan	Data berupa nilai fitur	100%	
3.	Dokumentasi			
	Melakukan penulisan Laporan kemajuan penelitian	Draft laporan kemajuan	100%	-
	Melakukan penulisan Laporan Penggunaan Dana penelitian	Laporan Penggunaan Dana	100%	Paper Terlampir
4.	Laporan dan Publikasi			
	Melakukan penulisan paper yang berjudul “A classification method of coconut wood quality based on Gray Level Co-occurrence matrices” Disubmit ke Robotics, Biomimetics, and Intelligent	Paper telah diupload dalam IEEE Xplore 10.1109/ROBIONETICS.2013.6743614 Print ISBN: 978-1-4799-1206-3	100%	Paper Terlampir

	Computational Systems (ROBIONETICS), IEEE.			
	Melakukan penulisan paper yang berjudul “Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa menggunakan GLCM berbasis Backpropagation dan Algoritma Genetika”	Paper telah dipublikasikan dalam SEMANTIK 2014 dengan ISBN : 979-26-0276-3	100%	paper terlampir

5.2 PROSES PENELITIAN

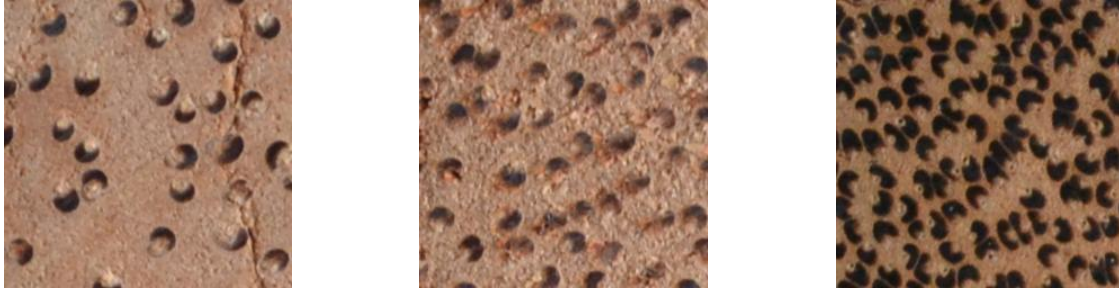
5.2.1 Proses Awal

Tahap pertama adalah dilakukan pembacaan citra tersebut, dan karena ukuran gambar masing-masing data berbeda maka dilakukan cropping sebesar 256x 256 pixel pada gambar tersebut untuk menentukan gambar pola vascular bundle dari potongan kayu kelapa tersebut. Berikut adalah proses untuk mendapatkan potongan kayu terpilih.



Gambar 7 Proses Preprocessing

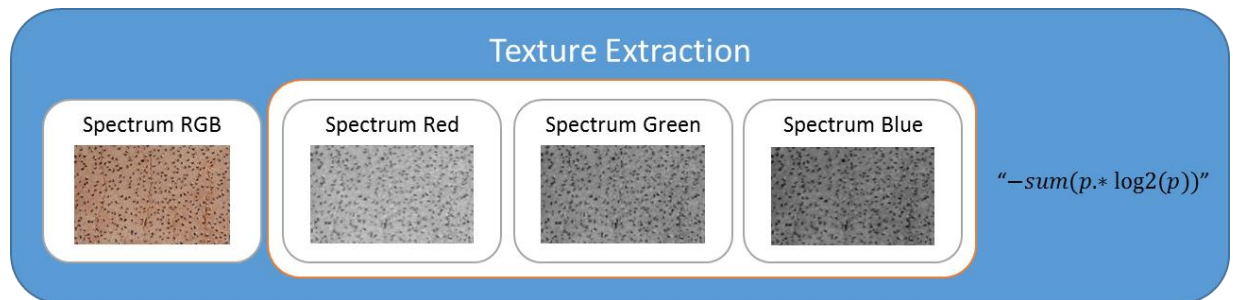
Pada gambar diatas diawali dengan data gambar 2D untuk potongan kayu. Potongan kayu yang tersedia tersebut kemudian di lakukan segmentasi untuk memisahkan antara background dan foreground gambar. Kemudian crop image dipilih untuk menentukan bagian kayu yang di proses. Berikut merupakan hasil potongan kayu yang didapatkan:



Gambar 8 Hasil Proses awal

5.2.2 Proses Ekstraksi Feature

Setelah didapatkan potongan kayu, dilakukan ekstraksi gambar. Pada metode ini menggunakan GLCM untuk mengekstraksi hasil gambar (Gambar 9).



Gambar 9 Proses Preprocessing

Pada gambar 8 diperlihatkan bahwa setiap gambar potongan kayu terdapat 3 spektrum warna. 3 spektrum warna tersebut di diproses dengan metode GLCM. Sehingga menghasilkan data sebagai berikut:

Tabel 1 Hasil Ektrasi menggunakan Entropi GLCM dengan 3 Spektrum warna pada gambar				
No	R	G	B	Label
1	6.292741	6.3002	6.258604	1
2	6.409501	6.327355	6.241229	1
3	6.37923	6.361031	6.327674	1
4	6.459296	6.449793	6.390574	1
5	6.614737	6.547702	6.429386	1
6	6.65533	6.527957	6.399758	1
7	6.484097	6.393106	6.30523	1

.				
.				
.				
161	7.179543	6.799404	6.558279	3
162	7.305139	7.059722	6.887223	3
163	7.261356	6.837566	6.580649	3
164	7.083419	6.918571	6.734285	3
165	7.167768	6.715057	6.554027	3
166	7.206661	6.787064	6.536767	3
167	7.175824	6.803119	6.579012	3
168	7.061475	6.883022	6.729878	3
169	7.142191	6.727345	6.415769	3
170	7.236304	6.869798	6.621699	3

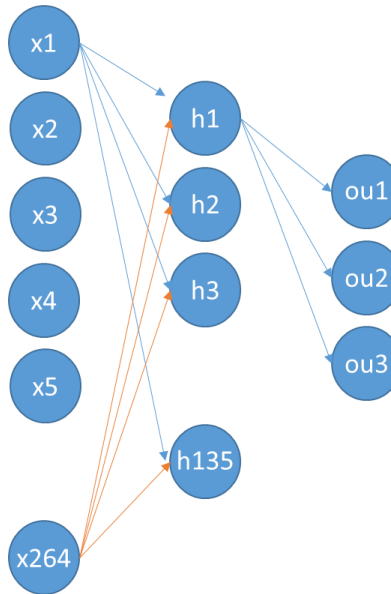
Hasil tabel 1 merupakan hasil dengan menggunakan 1 buah informasi pada GLCM yang diterapkan pada 3 spektrum warna. Perlu diketahui bahwa informasi yang dapat dihasilkan oleh GLCM sebanyak 22 informasi. Dari 22 informasi tersebut menggunakan 4 buah *direction* 0°, 45°, 90°, dan 135° dan di gabungkan menjadi 1 data. Dan setiap 1 informasi menghasilkan 4 buah nilai yang berbeda tergantung texture yang dimiliki. Sehingga pada penelitian ini didapatkan texture sebanyak 264 nilai informasi yang dapat diambil, dengan data sebanyak 170 data.

1	2	3	4	5	261	262	263	264
2																			
3																			
4																			
5																			
.																			
169																			
170																			

Gambar 10 Bentuk ukuran data proses selanjutnya

5.2.3 Proses Pengenalan Kayu Kelapa

Setelah menghasilkan feature dari setiap gambar potongan kayu, proses selanjutnya dilakukan pengenalan pada kayu dengan menggunakan metode Back Propagation Neural Network. Arsitektur yang digunakan pada metode ini di perlihatkan pada gambar 11.



Gambar 11 Arsitektur BPNN

Pada gambar 11 merupakan arsitektur dari input, hidden dan output layer pada algoritma BPNN yang digunakan pada penelitian ini. Dengan nilai bobot akhir yang didapatkan pada penelitian dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Nilai Bobot akhir dari BPNN

Node	Class '1.0'	Class '2.0'	Class '3.0'	Node	Class '1.0'	Class '2.0'	Class '3.0'
Node 1	-0.613	0.12	0.269	Node 41	-0.204	-1.403	0.509
Node 2	0.013	0.223	-0.163	Node 42	-0.633	0.202	0.321
Node 3	-1.038	0.152	0.631	Node 43	0.238	0.965	-0.681
Node 4	-0.12	0.242	-0.002	Node 44	1.671	-3.245	-2.284
Node 5	-0.263	0.247	0.094	Node 45	1.916	-0.231	-0.779
Node 6	0.597	1.728	-2.227	Node 46	-0.579	0.216	0.26

Node 7	0.645	-1.016	-0.596	Node 47	3.823	-0.879	-1.401
Node 8	0.458	-0.01	-0.356	Node 48	-0.24	0.188	0.06
Node 9	0.307	1.026	-0.602	Node 49	0.047	0.315	-0.23
Node 10	0.051	0.306	-0.281	Node 50	-0.312	0.201	0.147
Node 11	-2.517	3.339	-0.919	Node 51	-1.3	2.872	-4.103
Node 12	-0.681	0.14	0.23	Node 52	-0.413	0.118	0.171
Node 13	-0.576	-0.444	0.585	Node 53	1.824	-2.693	-0.332
Node 14	2.104	-2.206	-0.882	Node 54	-0.159	0.108	-0.072
Node 15	-0.698	0.14	0.396	Node 55	-0.53	0.071	0.154
Node 16	0.104	0.403	-0.161	Node 56	0.865	-1.604	1.58
Node 17	0.094	0.428	-0.202	Node 57	-0.578	0.07	0.125
Node 18	0.844	-0.649	-1.571	Node 58	-0.212	0.667	0.026
Node 19	-0.205	0.241	0.09	Node 59	-0.568	-0.313	0.374
Node 20	-2.577	2.094	-0.067	Node 60	0.695	-4.175	4.341
Node 21	0.244	0.618	-0.336	Node 61	0.315	-0.249	-0.203
Node 22	3.068	-4.01	-1.024	Node 62	0.26	0.702	-0.546
Node 23	0.521	-0.295	-0.304	Node 63	-0.463	0.222	0.128
Node 24	-0.589	0.044	0.127	Node 64	-0.937	0.106	0.472
Node 25	-0.489	-2.304	1.039	Node 65	0.631	-0.543	-0.327
Node 26	6.786	-7.988	-0.315	Node 66	-0.747	-0.019	0.407
Node 27	-0.286	0.166	0.03	Node 67	-0.291	0.184	0.114
Node 28	-0.852	0.086	0.567	Node 68	-0.116	0.232	-0.028
Node 29	-0.03	0.39	-0.023	Node 69	-3.263	3.243	-0.207
Node 30	-0.596	-0.495	0.194	Node 70	1.73	-3.34	-1.489
Node 31	-0.577	0.25	0.427	Node 71	2.253	-3.019	-0.412
Node 32	-0.766	1.237	0.128	Node 72	-0.235	-1.825	0.58
Node 33	-0.174	0.263	0.115
Node 34	-2.723	3.355	-0.418
Node 35	-0.548	-0.423	0.391	Node 131	-0.509	-2.129	0.783
Node 36	-2.154	-3.616	1.958	Node 132	-1.001	0.296	0.524

Node 37	0.793	-1.411	1.467	Node 133	-0.645	0.09	0.299
Node 38	-3.002	3.452	-1.29	Node 134	0.128	0.823	-0.63
Node 39	0.632	-1.777	1.562	Node 135	-0.297	0.088	0.058
Node 40	0.943	-1.806	-0.339	Threshold	-0.504	-0.328	-0.673

Performa akurasi yang didapatkan dari tabel 2 dijelaskan dalam tabel 3 untuk pengujian dengan menambahkan BPNN dengan algoritma Genetika:

Tabel 3 Akurasi

GLCM Parameter		Akurasi	
<i>Direction</i>	<i>Distance</i>	NN	GA+NN
0°	1	75.02	78.23
0°	2	73.12	78.88
0°	3	72.45	76.34
45°	1	76.32	79.21
45°	2	76.89	78.9
45°	3	77.12	79.45
90°	1	75.13	77.23
90°	2	74.77	77.45
90°	3	75.87	79.56
135°	1	78.11	80.76
135°	2	77.12	82.33
135°	3	78.89	81.12

Perbedaan hasil akurasi antara algoritma NN dan GA+NN. Pengujian akurasi dilakukan pada berbagai *direction* dan *distance* yang merupakan parameter dari GLCM. Dari perbandingan akurasi tersebut tampak bahwa GA mampu meningkatkan akurasi dari NN. Akurasi optimal didapat dengan menggunakan *direction* 135°.

5.2.4 Hasil Pembahasan

Eksperiment yang dilakukan dengan menggunakan tool MATLAB yang difokuskan di fitur dari hasil parameter GLCM dan kemudian dilakukan pengenalan menggunakan BPNN yang menghasilkan akurasi sebesar 78.11% , 77.12%, 78.89% untuk sudut 135^0 keakurasian dibanding dengan hasil penggabungan BPNN dan GA menghasilkan akurasi sebesar 80.76%, 82.33%, 81.12% dengan sudut 135^0 .

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 PENCAPAIAN PENELITIAN

Dengan dataset yang ada, usulan metode pada penelitian ini mampu menghasilkan akurasi proses klasifikasi kualitas kayu kelapa sebesar 82.33. Tingkat akurasi ini memang masih bisa ditingkatkan pada penelitian-penelitian selanjutnya. Beberapa fitur tekstur yang lainnya masih bisa diuji cobakan untuk menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Henri Bailleres Et Al., Cocowood Processing Manual. Australian Government: Australian Centre for International Agricultural Research, 2004.
- [2]. Arno Fruhwald, Rolf Peek Dieter, and Matthias Schulte, Utilization of Coconut Timber from North Sulawesi, Indonesia. Hamburg, Federal Republic Of Germany: Federal Research Centre For Forestry And Forest Products Institute Of Wood Physics And Mechanical Technology Institute Of Wood Biology And Wood Protection, 1992.
- [3]. Wulf Killmann and Dieter Fink, Coconut Palm Stem Processing Technical Handbook. Federal Republic of Germany: Potrade: Dept. Furniture And Wooden Products Deutsche Gesellschaft, 1996.
- [4]. Gonzales A Ruz, Pablo A Estevez, and Claudio A Perez, "A Neurofuzzy Color Image Segmentation Method for Wood Surface Defect Detection," *Forest Products Journal*, Vol. 55, No. 4, Pp. 52 - 58, April 2005.
- [5]. R Nasirzadeh, A. Arab Khazael, and Prof Marzuki Bin Khalid, "Wood Recognition System Based On Local Binary Pattern," In *Second International Conference on Computational Intelligence, Communication System and Network*, 2010.
- [6]. Xi Yang, Dawei Qi, And Xianhong Li, "Muti Scale Edge Detection of Wood Defect Images Based On The Dyadic Wavelet Transform," In *International Conference On Machine Vision And Human Machine Interface*, 2010.
- [7]. J. Sun, Y. Ma, X. Wang, dan X. Wang, "Image Classification Based on Texture and Improved BP Neural Network," 2010
- [8]. Marzuki Khalid, Eileen Lew Yi Lee, Rubiyah Yusof, and Miniappan Nadaraj, "Design of an Intelligent Wood Species System," 2009.
- [9]. Zhao Dong, "Automated Recognition of Wood Damages using Artificial Neural Network," *International Conference on Measuring Tecnology and Mechatronics Automation*, pp. 195 -197, 2009.
- [10]. Ali Saleh K et al., "Digital Recognition using Neural Network," *Journal of Computer cience*, pp. 427-434, 2009.
- [11]. Ju-ding Sun, Yuan-yuan Ma, Xiao-yan Wang, and Xin-chun Wang, "Image Classification Based on Texture and Improved BP Neural Network," in *Proceedings of the Third International Symposium on Electronic Commerce and Security Workshop*, Guangzhou, P.R. China, 2010, pp. 98-100.
- [12]. Ajay Kumar Singh, Shamik Tiwari, and V.P. Shukla, "Wavelet based Multi Class Image classification using Neural Network," *International Journal of Computer Aplication*, vol. 37, pp. 21-25, January 2012.
- [13]. Marzuki Khalid, Eileen Lew Yi Lee, Rubiyah Yusof, and Miniappan Nadaraj, "Design of an Intelligent Wood Species System," 2009.

- [14]. Zhao Dong, "Automated Recognition of Wood Damages using Artificial Neural Network," International Conference on Measuring Tecnology and Mechatronics Automation, pp. 195 -197, 2009.
- [15]. Ali Saleh K et al., "Digital Recognition using Neural Network," Journal of Computer cience, pp. 427-434, 2009.
- [16]. Ju-ding Sun, Yuan-yuan Ma, Xiao-yan Wang, and Xin-chun Wang, "Image Classification Based on Texture and Improved BP Neural Network," in Proceedings of the Third International Symposium on Electronic Commerce and Security Workshop, Guangzhou, P.R. China, 2010, pp. 98-100.
- [17]. Ajay Kumar Singh, Shamik Tiwari, and V.P. Shukla, "Wavelet based Multi Class Image classification using Neural Network," International Journal of Computer Aplication, vol. 37, pp. 21-25, January 2012.
- [18]. Usman Ahmad, Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2005.
- [19]. Amit Ganatra, Y P Kosta, Gaurang Panchal, Chintan Gajjar,. "Initial Classification Through Back PropagationIn a Neural Network Following Optimization Through GA to Evaluate the Fitness of an Algorithm",. in International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT), Vol 3, No 1, Feb 2011
- [20]. Marzuki Khalid, Eileen Lew Yi Lee, Rubiyah Yusof, and Miniappan Nadaraj, "Design of an Intelligent Wood Species System," 2009.
- [21]. Abbas Keramati and Niloofar Yousefi, "A Proposed Classification of Data Mining Techniques in Credit Scoring," in Proceedings of the 2011 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, Kuala Lumpur, Malaysia, 2011.
- [22]. Yi Peng and Gang Kou, "A Comparative Study of Classification methods in Financial Risk Detection," in Fourth International Conference on Networked Computing and Advanced Information management, China, 2008.

LAMPIRAN 1 REKAPITULASI PENGGUNAAN DANA PENELITIAN SEMENTARA

Rekapitulasi Penggunaan Dana Penelitian

Judul : Penentuan Kualitas Kayu Kelapa Berbasis Citra Digital
Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Algoritma Genetika
Skema Hibah : Penelitian Dosen Pemula
Peneliti / Pelaksana
Nama Ketua : RICARDUS ANGGI PRAMUNENDAR
Perguruan Tinggi : Universitas Dian Nuswantoro
NIDN : 0613068601
Nama Anggota (1) : CATUR SUPRIYANTO
Tahun Pelaksanaan : Tahun ke 1 dari rencana 1 tahun
Dana Tahun Berjalan : Rp 14.500.000,00
Dana Mulai Diterima Tanggal : 2014-07-14

Rincian Penggunaan

1. HONOR OUTPUT KEGIATAN				
Item Honor	Volume	Satuan	Honor/Jam (Rp)	Total (Rp)
1. Honor Ketua	160.00	Jam	10.875	1.740.000
2. Honor Anggota	160.00	Jam	7.250	1.160.000
Sub Total (Rp)				2.900.000,00
2. BELANJA BAHAN				
Item Bahan	Volume	Satuan	Harga Satuan (Rp)	Total (Rp)
1. Spidol Snowman G-12 Ht	1.00	LS	50.000	50.000
2. Spidol Snowman Jumbo 550 Ht	2.00	PCS	17.500	35.000
3. Cutter Drupal – 500a	3.00	PCS	8.000	24.000
4. Isi Staples Kangaro No.10-1m	1.00	PAK	30.000	30.000
5. Stapler Max Hd-50	1.00	PCS	50.000	50.000
6. VERBATIM CD-R [94691]	1.00	PAK	135.000	135.000
7. Membeli Kayu Kelapa Potong	170.00	PCS	2.500	425.000
8. Gergaji Kayu	1.00	PCS	100.000	100.000
9. Online payment for Original Software MATLAB 2014a	1.00	USER	1.076.900	1.076.900
10. Pulsa Elektronik dan Internet	2.00	Peneliti	200.000	400.000
11. Pembelian Modem 3G	2.00	PCS	250.000	500.000
12. WD Elements New Edition USB 3.0 1TB	1.00	PCS	925.000	925.000

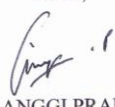
13. Sewa Kamera DSLR Canon 550D	5.00	DAY	120.000	600.000
14. Sewa Tripot	5.00	DAY	63.000	315.000
15. Pelabelan Kayu Kelapa oleh Grader DP	3.00	USER	300.000	900.000
16. Biaya Grader Kayu Kelapa SISA DP	3.00	USER	300.000	900.000
17. SANDISK Ultra Dual Drive 16 GB [SDDD-016G-G46]	2.00	PCS	185.000	370.000
18. Pula Elektronik dan Internet	2.00	USER	100.000	200.000
19. Pula Elektronik dan Internet	2.00	USER	100.000	200.000
20. Pula Elektronik dan Internet	2.00	USER	100.000	200.000
21. Pula Elektronik dan Internet	2.00	USER	50.000	100.000
22. Kertas Fc Sidu Fec	3.00	RIM	40.000	120.000
23. HP Black Toner 85A [CE285A]	1.00	PCS	720.000	720.000
Sub Total (Rp)				8.375.900,00
3. BELANJA BARANG NON OPERASIONAL LAINNYA				
Item Barang	Volume	Satuan	Harga Satuan (Rp)	Total (Rp)
1. Makan dan Minum	5.00	orang	30.000	150.000
2. Makan Hari Kedua	6.00	kali	30.000	180.000
3. Makan Hari Pertama	6.00	kali	30.000	180.000
4. Makan Hari Ketiga	6.00	kali	30.000	180.000
5. Makan dan Minum	5.00	orang	30.000	150.000
6. Convergence Semantik 2014	1.00	1	700.000	700.000
7. Perjalanan Semantik 2014	1.00	1	100.000	100.000
8. Convergence IEEE Cybernatic	1.00	1	2.005.000	2.005.000
9. Perjalanan	1.00	1	150.000	150.000
10. Penginapan	1.00	1	500.000	500.000
11. Makan Minum	1.00	1	150.000	150.000
12. Makanan rapat Evaluasi Hasil akhir	1.00	1	277.000	277.000
Sub Total (Rp)				4.722.000,00
4. BELANJA PERJALANAN LAINNYA				

Item Perjalanan	Volume	Satuan	Biaya Satuan (Rp)	Total (Rp)
				Sub Total (Rp) 0
Total Pengeluaran Dalam Satu Tahun (Rp)				15.997.900,00



 Mengetahui,
 Kepala Pusat Penelitian

 (Jufi Ramawati, SE, M.Si)
 NIP/NIK 0686.11.2000.193

Semarang, 27 - 10 - 2014
 Ketua,

 (RICARDUS ANGGI PRAMUNENDAR)
 NIP/NIK 0686.11.2011.416

LAMPIRAN 2 HASIL PAPER YANG TELAH DITERIMA

The screenshot displays the IEEE Xplore website interface. At the top, there is a navigation bar with links for 'BROWSE', 'MY SETTINGS', 'MY PROJECTS', 'WHAT CAN I ACCESS?', and 'RESOURCES'. Below this is a search bar with a 'SEARCH' button. A secondary navigation bar includes links for 'Author Search', 'Advanced Search', 'Preferences', 'Search Tips', and 'More Search Options'. The main content area features the title of a paper: 'A classification method of coconut wood quality based on Gray Level Co-occurrence matrices'. To the right of the title is a 'Full Text' button with a 'Sign-In or Purchase' option. Below the title, the authors are listed: 'Pramunendar, R.A.; Fac. of Comput. Sci., Univ. of Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia; Supriyanto, C.; Novianto, D.H.; Yuwono, I.N.'. A 'Need Full-Text?' section offers a 'FREE TRIAL' option. Below the authors, there is a tabbed interface with 'Abstract' selected. The abstract text describes the research on coconut wood quality classification using a self-tuning MLP classifier (AutoMLP) and Support Vector Machine (SVM). On the left side of the abstract, there are buttons for 'Download Citations', 'Email', 'Print', 'Request Permissions', and 'Save to Project'. Below these are social media sharing options for 'Like' and '0' likes. On the right side of the abstract, there is a 'FREE' badge and a link to 'Multiphysics Simulation Online Magazine' with a thumbnail image of the magazine cover.

BROWSE **MY SETTINGS** **MY PROJECTS** **WHAT CAN I ACCESS?** **RESOURCES**

SEARCH

Author Search | Advanced Search | Preferences | Search Tips | More Search Options

Browse Conference Publications > Robotics, Biomimetics, and In

A classification method of coconut wood quality based on Gray Level Co-occurrence matrices

Full Text
Sign-In or Purchase

Need Full-Text?
Request a free trial to IEEE Xplore for your organization.
FREE TRIAL

6 Author(s)
Pramunendar, R.A.; Fac. of Comput. Sci., Univ. of Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia; Supriyanto, C.; Novianto, D.H.; Yuwono, I.N.

Abstract **Authors** **References** **Cited By** **Keywords** **Metrics** **Similar**

Download Citations
Email
Print
Request Permissions
Save to Project

Like 0

0

Coconut tree grows rapidly in tropical region such as Indonesia. Coconut wood is used as alternative or complementary raw material for housing or making furniture. Abundant coconut trees are planted, however the utilization of coconut wood as raw material for furniture is still very rare in Indonesia. This is caused by the low quality of coconut wood, since it has not found adequate technology for the processing of coconut wood. This paper presents our experimental work on coconut wood quality classification using self-tuning MLP classifier (AutoMLP) and Support Vector Machine (SVM). For SVM classifier we used the LibSVM library, available in RapidMiner. The Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) is used to extract the texture features of coconut wood images. Experiment result shows that AutoMLP gives the best accuracy rate at 78.82%, which is slightly better than 77.06% of SVM.

Published in:
Robotics, Biomimetics, and Intelligent Computational Systems (ROBIONETICS), 2013 IEEE International Conference on

Date of Conference:

FREE
Multiphysics Simulation Online Magazine

MULTIPHYSICS SIMULATION

A Classification Method of Coconut Wood Quality Based on Gray Level Co-Occurrence Matrices

Ricardus Anggi Pramunendar, Catur Supriyanto, Dwi Hermawan Novianto, Ignatius Ngesti Yuwono,
Guruh Fajar Shidik, Pulung Nurtantio Andono

Faculty of Computer Science
University of Dian Nuswantoro
Semarang, Indonesia

ricardus.anggi@research.dinus.ac.id, catur@research.dinus.ac.id, dwihnboom@gmail.com, ngesti.yuwono@gmail.com,
guruh.fajar@research.dinus.ac.id, pulung@research.dinus.ac.id

Abstract—Coconut tree grows rapidly in tropical region such as Indonesia. Coconut wood is used as alternative or complementary raw material for housing or making furniture. Abundant coconut trees are planted, however the utilization of coconut wood as raw material for furniture is still very rare in Indonesia. This is caused by the low quality of coconut wood, since it has not found adequate technology for the processing of coconut wood. This paper presents our experimental work on coconut wood quality classification using self-tuning MLP classifier (AutoMLP) and Support Vector Machine (SVM). For SVM classifier we used the LibSVM library, available in RapidMiner. The Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) is used to extract the texture features of coconut wood images. Experiment result shows that AutoMLP gives the best accuracy rate at 78.82%, which is slightly better than 77.06% of SVM.

Keywords—coconut wood classification; artificial neural network; support vector machine; gray level co-occurrence matrix; texture features

I. INTRODUCTION

The quality of coconut wood in the furniture industry requires control to be a ready-made product during the process of material selection to the end of the process. Traditionally, coconut wood grading has been performed by traditional trained human graders [1]. Therefore, objectivity and repeatability are the disadvantages of this traditional system. This course will rely heavily on the expertise and experience of the people who do the inspections.

Automatically grading by not relying on human expertise and experience is the solution for the objectivity and repeatability problem. Recently, there is wide research in wood defect classification. Marcano-Cedeño *et al.* [2] implement an Artificial Metaplasticity Multi-Layer Perceptron (AMMLP) in order to classify defects in wood images. Classification is based on the features obtained from Gabor filters. Experimental results show that AMMLPs reach better accuracy than the classical Back-Propagation Neural Network (BPNN).

Zhao Dong [3] has studied wood damage recognition by neural network. The results showed that the Artificial Neural Network (ANN) provides an efficient approach to the identification and quantification of the wood damages. Singh

et al. [4] proposed Haar wavelet transform and BPNN for texture image classification. There are 15 categories on their dataset collected from Brodatz [5]. They stated that their proposed method is simple and computationally less expensive for texture wood classification.

In this paper, AutoMLP and SVM based on GLCM are used to solve the objectivity and repeatability of coconut wood quality selection. AutoMLP is a simple ANN's model for automatically adjust learning parameters. In our experiment, we use LibSVM library [6], available in RapidMiner. ANN and SVM are the two popular strategies for classification problems. This paper is organized as follows: in the next section brief overview of coconut wood is discussed. In section III, the proposed automatic grading system of coconut wood is described in details. Section IV demonstrated the result of the experiments. In the last section, several conclusions and future work are presented.

II. BRIEF OVERVIEW OF COCONUT WOOD QUALITY

The visual grading of coconut wood is determined by the density of bundle pattern on slices of coconut wood. Generally, the coconut wood can be classified according to three degree of density: low density (low quality), medium density (medium quality), and high density (high quality). Fig. 1 shows the various densities of coconut wood quality.

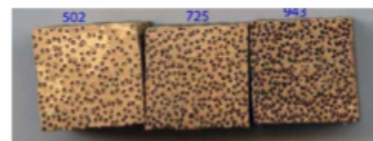


Fig. 1. Coconut wood quality example

III. RESEARCH METHODOLOGY

ANN and SVM are used to classify automatically wood quality images. This study use texture feature extraction since our classification depends on texture feature of the images. Preprocessing needs to be performed for raw dataset images. Fig. 2 shows the flowchart of wood quality classification. Detailed explanation is described in the following subsection.

LAMPIRAN 3 HASIL PAPER YANG KE – 2 (DALAM BAHASA INDONESIA)

Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa Menggunakan *Gray-Level Co-Occurrence Martix* Berbasis *Backpropagation* dan Algoritma Genetika

Ricardus Anggi Pramunendar¹, Catur Supriyanto²

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang 50131

E-mail : ¹ricardus.anggi@research.dinus.ac.id, ²catur.dinus@gmail.com

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara kedua terbesar yang memiliki tanaman pohon kelapa (*Cocos nucifera*), batang pohon kelapa dapat diproses menjadi kayu sebagai bahan pembuat mebel dan konstruksi bangunan. Kualitas kayu kelapa yaitu kekuatan dan keawetan ditentukan oleh banyak faktor salah satunya adalah dari pola kerapatan serat (*vascular bundle*) pada kayu kelapa. Saat ini untuk menentukan kualitas kayu kelapa dengan melihat kerapatan serat hanya dapat dilakukan oleh seorang ahli dibidangnya. Karena pola pemotongan pada batang kelapa, kayu kelapa dibagi menjadi tiga kelas yang dilihat dari kerapatan serat kayu, yaitu kerapatan tinggi, kerapatan sedang dan kerapatan rendah. Untuk menghasilkan produk yang baik diperlukan penentuan kualitas bahan baku (kayu) yang sesuai dengan kebutuhan.

Kata kunci : Kualitas kayu kelapa, GLCM, Backpropagation, Algoritma Genetika

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kedua terbesar setelah Filipina yang memiliki pertanaman kelapa (*Cocos nucifera* L.). Tanaman ini tumbuh menyebar dan dapat dijumpai hampir diseluruh kepulauan. Pohon berakar serabut, bentuk batang lancip, tinggi dapat mencapai 5 – 30 m dengan diameter batang rata-rata 40 cm, tidak bercabang [1]. Tumbuhan kelapa dapat dimanfaatkan mulai dari buah, batang, daun dan akar.

Sudah lama kayu kelapa dikenal oleh masyarakat untuk bahan bangunan rumah (rangka, kusen dan pintu) dan mebel (meja, kursi dan lemari). Kayu kelapa yang baik digunakan adalah pohon kelapa yang tidak produktif (berumur lebih dari 50 tahun) mempunyai diameter rata-rata sekitar 40 cm [1] [2] [3]. Dari pohon kelapa yang dapat digunakan hanya sekitar daerah pangkal sampai tengah. Kayu kelapa mempunyai warna dasar hitam kecoklatan dan pola serat yang tidak merata dan beraturan.

Berbeda dengan serat kayu pada umumnya, kepadatan dari serat kayu kelapa menunjukkan tingkat kekerasan atau kualitas dari kayu kelapa, semakin tinggi kepadatan dari serat kayu semakin berkualitas kayu kelapa tersebut [2] [3]. Karena serat kayu kelapa dapat dilihat dengan mata (*visual*), sehingga dapat diketahui kualitas dari kayu kelapa tersebut.

Kebutuhan akan kayu yang berkualitas untuk produk yang bermutu, pada industri mebel diperlukan kontrol yang baik pada semua proses, mulai dari pemilihan bahan baku, pengolahan sampai dengan produk tersebut jadi. Pada umumnya proses pemilihan bahan baku dilakukan oleh manusia (*manual*), oleh sebab itu kualitas bahan baku terutama kayu tergantung pada keahlian dan pengalamannya. Hal ini bagi yang kurang berpengalaman dalam memilih kualitas kayu kelapa akan mengalami kesulitan.

2. LANDASAN TEORI

Kayu Kelapa

Dilihat dari pola penyebaran kerapatan kayu dalam batang kelapa, menyebabkan hasil penggergajian akan terdiri dari tiga kelas [1], yaitu:

1. Kerapatan Tinggi (High Density) > 700 [kg/m]^3
2. Kerapatan Sedang (Medium Density) > 500 - 700 [kg/m]^3
3. Kerapatan Rendah (Low Density) < 500 [kg/m]^3

Dalam penilaian kualitas kayu dibutuhkan parameter sebagai berikut :

1. Kelurusan serat yang menunjukkan bentuk pegas atau busur minimal
2. Kerapatan serat yang menunjukkan kekesaran yang dinilai menggunakan pola ikatan serat sebagai petunjuk